

## 論文

## [2130] コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステムの開発

宮本文穂\*1・森川英典\*2・木下和哉\*3・竹内和美\*4

## 1. はじめに

一般にコンクリート橋は、耐久性、耐荷力の低下による劣化がほとんど無いメンテナンス・フリーの構造物といわれてきたが、塩害や中性化、アルカリ骨材反応等が原因となる耐久性、耐荷力の低下が見受けられるようになってきている。このような損傷の進行をできる限り最小限に抑えるように補修・補強を含む維持管理が行われているが、それが体系的に行われているとはいえないのが現状である。

このような背景のもと、従来より著者らは、橋梁の維持管理の基本加-の内、体系的な補修・補強処置方法を確立する上で特に重要と考えられる「診断」について専門技術者が有している経験、知識を集約し、合理的に処理することを目的としたシステム化手法のために、診断対象橋梁の目視点検程度の情報から耐用性判定を行う「コンクリート橋診断エキスパートシステム」<sup>1)</sup>の開発を行ってきている。現段階では、専門家の持つ知識の主観的あいまいさの取扱い手法としてファジィ理論を適用したこと、また、システムによる診断対象橋梁の余寿命予測を可能にしたことでかなり実用化に向けてイベルが高められてきている。しかし、今後、知識ベースの保守および質の向上という観点から知識の更新を行っていくことが必要であり、これがさらなる実用化に向けてのボトルネックになっているのが現状である。

そこで本研究では、知識の更新を比較的容易に行うことのできるニューラルネットワークおよびファジィ推論が可能である連想記憶を適用した推論機構を本システムに導入することによって「コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステム」の開発を行うとともに、複数の実橋試験時に実施した専門技術者に対する耐用性評価アンケート調査結果を「教師データ」として利用することにより新システムの知識更新の有効性を検証するものである。

## 2. ニューロファジィエキスパートシステムの概要

## 2. 1 ニューラルネットワークを用いたファジィ推論

現在の「コンクリート橋診断エキスパートシステム」<sup>1)</sup>は、橋梁諸元、環境条件、交通条件および目視点検程度の情報から、final goal<sup>1)</sup>である「橋梁の耐用性」の診断を行うものであり、このシステム内の知識ベースは、専門技術者に対するアンケート調査結果に基づいてファジィルールの後件部（IF-THENルールの THEN以後の部分（図1参照））の帰属度関数（ $\Pi$ 関数パラメータ）を設定することにより、知識を獲得している。したがって、個々のルールには専門技術者の知識・経験が反映されているといえる。

これに対して、ニューラルネットワークによる推論は、ネットワーク内の各ユニット間の結合の強さを変化させる学習アルゴリズムを有することが最大の利点である。また、専門技術者あるいは実橋試験等による耐用性評価結果を「教師データ」として学習を実行するため、その出力（診断）結果には専門技術者の知識および客観的評価が反映される可能性が高いといえる。しかしながら、ニューラルネットワークによる推論

\*1 神戸大学助教授 工学部建設学科、工博（正会員）

\*2 神戸大学助手 工学部建設学科、工修（正会員）

\*3 神戸大学大学院 工学研究科土木工学専攻

\*4 兵庫県土木部道路建設課

機能は、ネットワーク全体の振る舞いとして表現されるため、各ニューロンが何を意味しているか不明で「ブラックボックス」となる欠点がある。そこで、ファジ理論およびニューラルネットワーク両者の長所を生かし、より能力の高い推論機構をシステム内に構築する必要があると考える。

一般に、プロダクションルールに準拠するシステムは、前件部の命題、後件部の命題および「IF-THEN関係」の組み合わせで構成されているため

(図1参照)、新システムの推論機構は、前件部の命題および後件部の命題をそれぞれニューラルネットワークで表現し、さらに、「IF-THEN関係」を図2で示すように連想記憶を2つ連結(関係M)した構造で表現することによってファジ推論を可能としたものである。ここで、3つの層(入力層(I)、

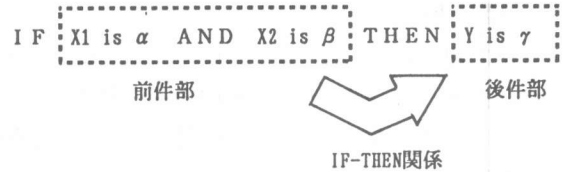


図1 IF-THENルールの概念

中間層(H)、出力層(O))の各ユニットは、それぞれ前件部命題の想起度、各ルールの想起度、後件部命題の想起度を表している(図2参照)。後件部の推論過程は、床版および主桁の診断プロセス<sup>1)</sup>に沿って行われていくが、各sub goalにおいて行われる推論のアルゴリズムは、ニューラルネットワークがブラックボックスになることを最小限に食い止めるために、各sub goalごとに構築した複合型ニューラルネットワークによる推論システムを適用している。つまり、各sub goalの入力層を条件部の入力データ数、出力層を danger、slightly danger、moderate、slightly safe、safeの5つの評価値の数、また、中間層を入力層、出力層の数に対して適切と考えられる数を設定した3層からなるネットワークを各sub goalごとに構築し、入力層にあるパターン(橋梁損傷判定のための入力条件)を提示した場合、それが「入力層→中間層→出力層」の順番に層を進むにしたがって前の層の重み付き入力を受けて変換が行われていき、最終的に出力層の出力パターンが変換結果(後件部ニューラルネットワークの出力値)として得られるものである。

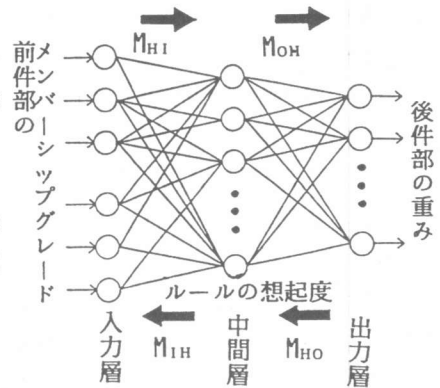


図2 連想記憶を用いたIF-THEN関係

## 2.2 ニューラルネットワークによる知識更新

「コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステム」において、後件部ニューラルネットワークモデルの更新として実行される知識の洗練は、対象橋梁に対する各sub goalでの客観的な診断データが得られた場合、あるいは、システムの出力結果が「教師データ」と異なる場合に行われる。この際の知識洗練手法は、前述の誤差逆伝播アルゴリズムを用いて行われるため、システムには入力データと出力データの組を「教師データ」として与えるだけで実行できる。この場合の「教師データ」は、実橋試験結果等から客観的指標をもって得られる評価結果を利用するのが信頼性が高くなる。しかし、システムによる出力は、後述するように各sub goalにおける健全度の評価として総合化して行われるため、破壊安全率、剛性低下率等の個々の評価項目と直接比較することは困難である。そこで、本研究では、システムと実橋試験の間に専門技術者の判断を介在させることにより、実橋試験結果による知識洗練を行うことが必要であると考え、主として、専門技術者に対する診断対象橋梁の耐用性評価アンケート結果を用いて知

識の洗練を行うこととした。

### 2.3 システムによる推論手順

図3は、本システムの推論の流れを示したものであり、写真1は、本システムの初期画面を示したものである。システムはまず、橋梁諸元、環境条件、交通量、各種ひびわれの状態といった定量的、定性的データの組合わさった基本的な項目についての質問を行い、利用者からの回答を事実節としてアサートする(写真2(a)、2(b)参照)。そして、推論ルールに基づいて、関連する全ての事実節を検索する。ここで、検索された事実節のメッセージ番号が「q」であれば新たな質問を行い、その回答を事実節としてアサートし、「番号」であればこれに対応したメッセージを出力する(写真3参照)。このような前向き推論を繰り返し行い、全てのルールの検索を終えた後、連想記憶およびニューラルネットワークによる推論に移る。ここで、本システムにはこれらの初期条件入力の際に生じるユーザーの疑問に対して適切な回答・説明を行うことのできる支援機能(写真4参照)が付加されており、ユーザーの誤解、誤入力を最小限に抑えることができることが特徴である。続いて、連想記憶部では、前件部の合致度が求められ、それをもとに連想記憶を行うことにより、後件部の重みを算定する。そして、後件部ニューラルネットワークモデルからの出力と合成することにより診断結果が得られる。ここでの診断結果は、各判定項目ごとに、safe、slightly safe、moderate、slightly danger、dangerの5段階の状態に対して、それぞれの状態に属する確率に準ずる値として出力された健全度評価のことである(写真5参照)。床版および主桁に関する診断結果が出力された後、写真6、写真7に示すような診断結果

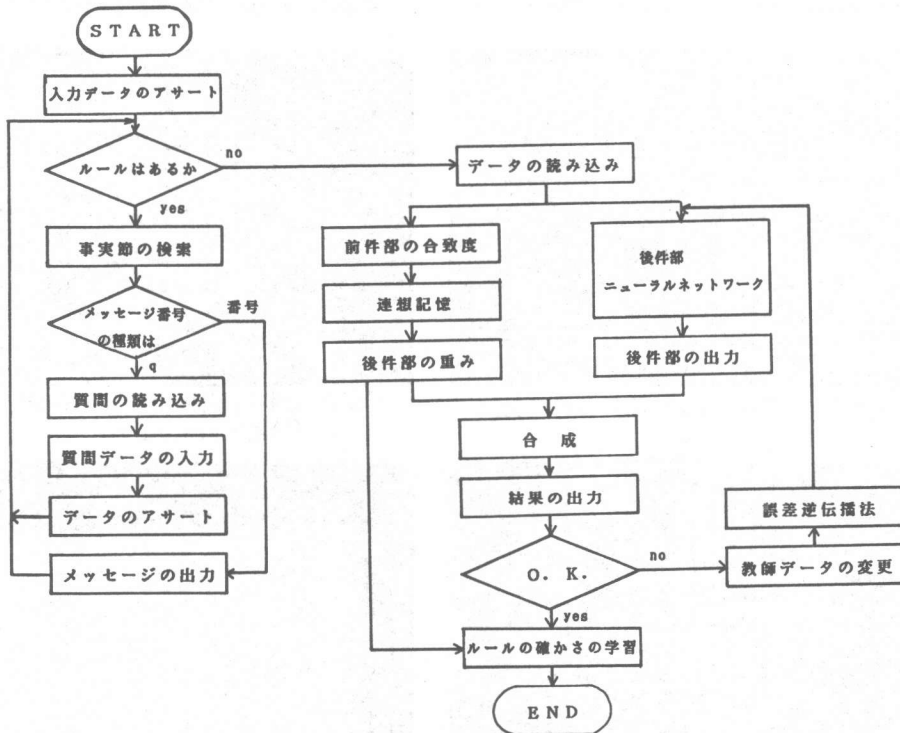


図3 本システムの推論の流れ

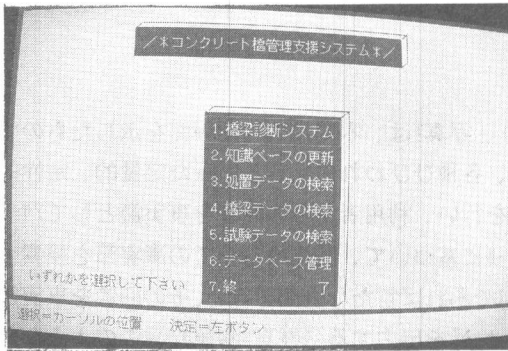


写真1 本システムの初期画面

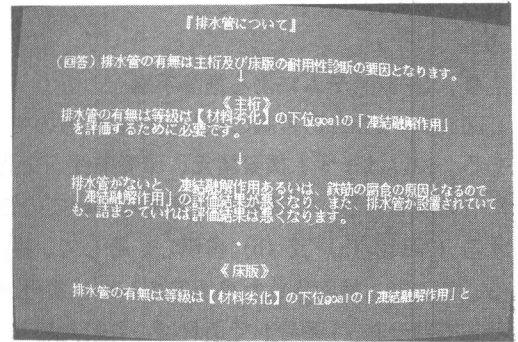


写真4 入力条件説明機能からのコメント出力例

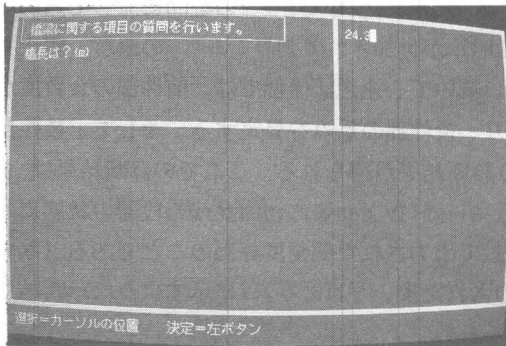


写真2 (a) システムへの定量的データの入力例

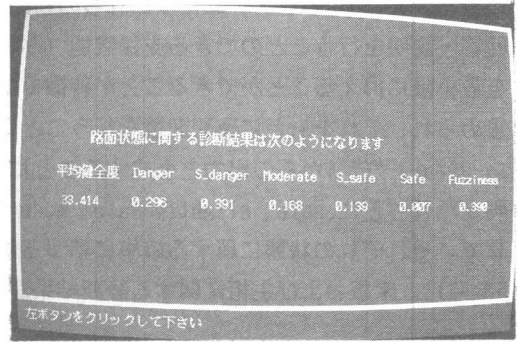


写真5 システムによる診断結果の出力例

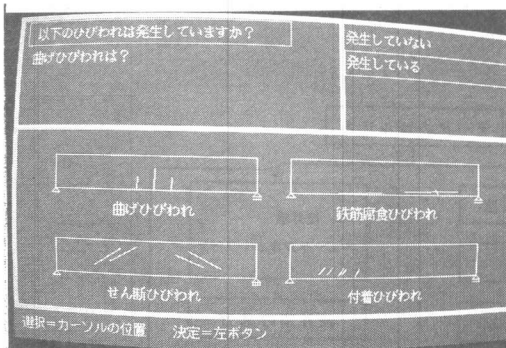


写真2 (b) システムへの定性的データの入力例

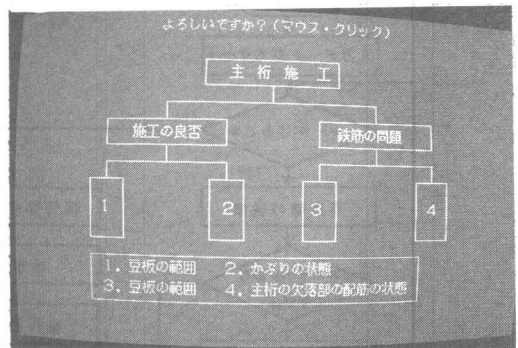


写真6 診断結果説明機能からの出力例 (診断プロセスの出力)

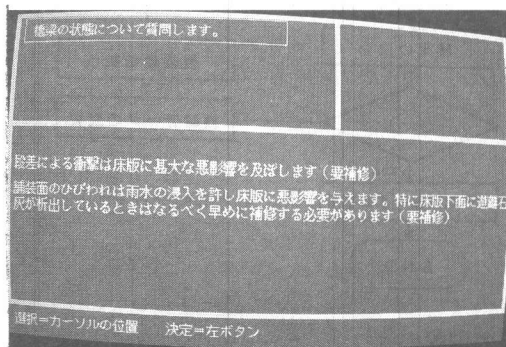


写真3 システムからのメッセージ出力例

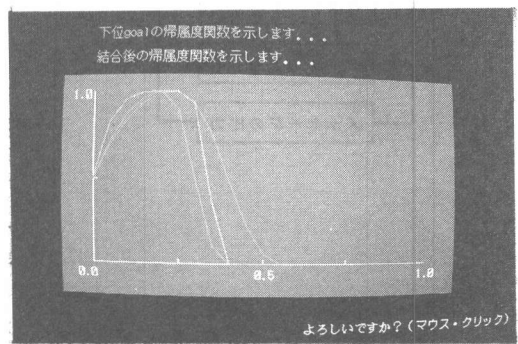


写真7 診断結果説明機能からの出力例 (帰属度関数の出力)

に対する説明機能が起動する。これは、システムが行った診断結果に対して、ユーザーの理解を助け、誤解を最小限に抑えるように開発したものであり、写真6は参照したsub goalを構成する診断プロセスの概要を表示するものであり、写真7はそのsub goalに関して行われた推論過程を帰属度関数の結合状態で表示するものである。このような2種類の方法によって、ユーザーに対してシステムの診断結果の内容を解説することができるインフォメーションシステムを付与した。

以上システムによる一通りの診断が終了した後、この診断結果をアンケート調査結果等の指標と比較し、これが適切な評価結果でない場合は、各sub goalごとにアンケート結果を「教師データ」とし、誤差逆伝播アルゴリズムによる知識の洗練を行った後、再度ニューラルネットワークを実行し、診断結果の出力を行ない、診断結果が適切であった場合は、「コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステム」を終了することとなる。

### 3. 知識更新機能を有するコンクリート橋診断エキスパートシステムの有効性の検証

#### 3.1 実橋へのシステムの適用

ここでは、今回開発を行った「コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステム」を実橋（旧大橋）の耐用性診断に適用し、本システムの診断結果の妥当性について検討する。

ここで耐用性診断を行う橋梁（旧大橋）は<sup>3)</sup>、昭和4年に架設された3径間RC単純T桁橋であり、近年の交通量の増加にともない、主桁・床版ともにかなりの損傷が見受けられる。特に、上流側の主桁については、打ち継ぎ目からの漏水によるコンクリートの劣化、鉄筋の腐食が広範囲にわたって見受けられ、コンクリートの炭酸化が主原因と考えられる剝離・欠落もかなり多い。また、主桁全体にわたって曲げひびわれ、鉄筋腐食ひびわれなどが非常に多く発生しており、各々の最大ひびわれ幅はいずれも1.0mmを越すものがほとんどであった。この「旧大橋」に関する本システムの診断結果を表1に示す。表1での平均健全度は各判定項目の状態を100点満点で評価したものであり、また、各カテゴリ（danger～safe）の数値は各判定項目の状態をそれぞれのカテゴリに属する確率に準ずる値として表している。この診断結果と目視点検から得たこの橋梁に関するひびわれ幅などの初期入力条件と比較すると、妥当と考えられる点も数多くあり、実橋梁の耐用性診断に適用することによって、その有効性を確認することができるが、一部の評価（例えば主桁鉄筋腐食ひびわれなど）には、まだ問題点、矛盾点を含むものがあるといえる（表1参照）。

表1 本システムによるRC-T桁橋の診断結果の一例

	判定項目	平均健全度	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
主	主桁設計	53.0	0.002	0.083	0.688	0.215	0.012
	主桁施工態	24.8	0.330	0.608	0.055	0.005	0.002
	供用状態	67.8	0.000	0.030	0.251	0.516	0.203
	材料劣化	37.9	0.060	0.633	0.217	0.034	0.056
桁	曲げひびわれ	24.8	0.345	0.583	0.061	0.010	0.001
	せん断ひびわれ	37.1	0.236	0.472	0.102	0.079	0.110
	鉄筋腐食ひびわれ	54.4	0.102	0.193	0.324	0.147	0.234
	付着ひびわれ	86.3	0.000	0.000	0.000	0.185	0.815
	主桁の全体的損傷	35.5	0.294	0.450	0.086	0.028	0.143
	主桁耐荷性	57.3	0.035	0.197	0.307	0.290	0.171
	主桁耐久性	43.8	0.169	0.362	0.169	0.210	0.090
	主桁耐用性	49.8	0.062	0.319	0.247	0.309	0.063

#### 3.2 アンケート調査結果を用いた知識の更新

ここでは、専門技術者に対する耐用性評価アンケート調査を「教師データ」として用いることによって、

後件部ニューラルネットワークにおけるシステムの「知識の洗練」を試みる。

教師データは、アンケート結果をアンケート処理用帰属度関数によって処理したものを5段階にわけて集計し、これをシステムの評価値であるdanger～safeに属する確率に準ずる値として処理したものである。これを用いて、誤差逆伝播アルゴリズムにより「知識の洗練」を行うこととなる。ただし、ここでは、前述のRC-T桁橋診断項目の内、一例として主桁ひびわれに関するsub goalについてのみ知識洗練過程を示すことにする（表1参照）。表2は、『主桁鉄筋腐食ひびわれ』について、知識洗練前のシステムによる診断結果、知識洗練に用いた教師データ、知識洗練後のシステムによる診断結果であり、図4はそれらを帰属度関数に見立てた形で表現したものである。

これより、『主桁鉄筋腐食ひびわれ』に対する評価は、知識洗練を行う前の診断結果ではmode rateと評価されていたものが、知識の洗練によって、slightly dangerを支持する評価に変更されたことがわかる（表2、図4参照）。

表2 『鉄筋腐食ひびわれ』に関する知識洗練前後のシステムの診断結果と教師データ

腐食ひびわれ	カテゴリー	danger	slightly danger	moderate	slightly safe	safe
知識洗練前の診断結果		0.102	0.193	<u>0.324</u>	0.147	0.234
アンケート調査より獲得した教師データ		0.481	<u>0.439</u>	0.080	0.000	0.000
知識洗練後の診断結果		0.439	<u>0.470</u>	0.085	0.002	0.004

以上より、本システムにおける知識洗練精度はかなり高いということができ、本システムの知識更新機能の有効性が検証できたと考える。

#### 4. 結論

以下本研究で得られた成果をまとめる。

①コンクリート橋診断に関する専門技術者の主観的あいまいさの取扱いをファジィ理論で、また、システム内の知識ベースの更新をニューラルネットワークで実行可能な「コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステム」の開発を行った。その際、ニューラルネットワークがブラックボックス化することを最小限に抑えるため、各sub goalのルールごとに分割したネットワークの構築を行うとともに、ニューラルネットワークに連想記憶を組み合わせることで、ファジィ推論に類似した推論を行うことを可能とした。②開発した「コンクリート橋診断ニューロファジィエキスパートシステム」を既存コンクリート橋に適用し、専門技術者に対するアンケート調査を利用して、ニューラルネットワークによる知識の洗練を行った。これにより、良好な知識の洗練結果が得られたため、本システムの知識更新機能の有効性が検証できたと考える。

#### 参考文献

- 1) 宮本文穂、益成一郎、西村昭:コンクリート橋診断エキスパートシステムの開発と実用化、材料、Vol. 40、No. 450、1991. 11、
- 2) 麻生秀樹:ニューラルネットワーク情報処理、産業図書、1988、
- 3) (財)建設工学研究所:「旧大橋」耐用性診断試験報告書、1992. 3

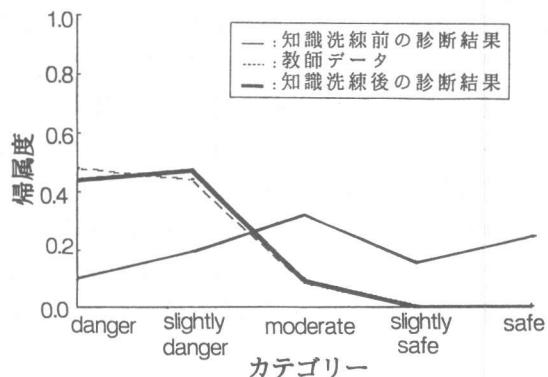


図4 知識洗練前後のシステムの診断結果の差異